基于稀疏编码和 SCG BPNN 的鳞翅目昆虫图像识别

竺乐庆[1,*], 张 真[2]

(1. 浙江工商大学计算机与信息工程学院, 杭州 310018;
2. 中国林业科学研究院森林生态与保护研究所, 国家林业局森林保护重点实验室, 北京 100091)

摘要:【目的】为了给林业、农业或植物检疫等行业人员提供一种方便快捷的昆虫种类识别方法, 本文提出了一种新颖的鳞翅目昆虫图像自动识别方法。【方法】首先通过预处理对采集的昆虫标本图像去除背景, 分割出双翅, 并对翅图像的位置进行校正。然后把校正后的翅面分割成多个超像素, 用每个超像素的 l, a, b 颜色及 x, y 坐标平均值作为其特征数据。接下来用稀疏编码(SC)算法训练码本、生成编码并汇集成特征向量训练量化共轭梯度反向传播神经网络(SCG BPNN), 并用得到的 BPNN 进行分类识别。【结果】该方法对包含 576 个样本的昆虫图像的数据库进行了测试, 取得了高于 99% 的识别正确率, 并有理想的时间性能、鲁棒性及稳定性。【结论】实验结果证明了本文方法在识别鳞翅目昆虫图像上的有效性。

关键词: 昆虫; 鳞翅目; 图像识别; 超像素分割; 稀疏编码; 量化共轭梯度法; 反向传播神经网

中图分类号: Q969.42 TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 0454-6296(2013)11-1335-07

Using sparse coding and SCG BPNN to recognize images of lepidopteran insects

ZHU Le-Qing[1,*], ZHANG Zhen[2] (1. School of Computer Science and Information Engineering, Zhejiang Gongshang University, Hangzhou 310018, China; 2. Key Laboratory of Forest Protection of State Forestry Administration, Research Institute of Forest Ecology, Environment and Protection, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China)

Abstract:【Aim】In order to find a convenient way to recognize insect species for those worked in agriculture, forestry, plant quarantine *etc*., we developed a novel method to recognize images of lepidopteran insects.【Methods】Firstly, the background of captured specimen image is removed and then the wings are cut out and calibrated in the preprocessing period. Then the calibrated wing is segmented into a number of super pixels, and mean values of l, a and b in color space and x and y in Cartesian coordinate system are kept as feature data. Following that, the sparse coding (SC) algorithm is used to train the codebook, generate the sparse codes that are pooled into a feature vector to train the SCG (Scaled Conjugate Gradient) Back Propagation Neural Network (BPNN). Finally the resulting BPNN is used to classify and recognize unknown insects.【Results】The proposed method was tested in a database with 576 images with the best recognition rate over 99%, and the system also demonstrated ideal time performance, good robusticity and stability.【Conclusion】The experimental results proved the efficiency of the proposed method in recognizing images of lepidopteran insects.

Key words: Insect; Lepidoptera; image recognition; super pixel segmentation; sparse coding; Scaled Conjugate Gradient (SCG); Back Propagation Neural Network (BPNN)

鳞翅目昆虫是昆虫纲内的第二大目, 仅次于鞘翅目, 已知约 20 万种, 包括蝶和蛾, 也是昆虫中最为色彩斑斓的种类。鳞翅目昆虫具有重大经济意义, 其幼虫多数取食植物, 多为农林害虫, 而成虫则多数可以为植物传播花粉, 且家蚕、柞蚕、天蚕等产出的丝是重要农副产品。为有效促进可持续发展, 合理利用昆虫, 使其为人类服务或减少其对人类造成的危害, 正确识别出昆虫便至关重要。然而正确识别昆虫有赖于相当的昆虫专业知识, 而这些专业知识需要长期的积累。目前具备这些昆虫分类

基金项目: 浙江省自然科学基金项目(LY12F02048); 浙江省教育厅资助项目(Y201119748)
作者简介: 竺乐庆, 女, 1972 年 7 月生, 浙江嵊州人, 博士, 副教授, 研究方向为图像处理及模式识别, E-mail: zhuleqing@zjgsu.edu.cn
* 通讯作者 Corresponding author, E-mail: zhuleqing@zjgsu.edu.cn
收稿日期 Received: 2013-05-17; 接受日期 Accepted: 2013-10-10

2　识别试验结果

本文提出的方法在 CPU 为 Intel Core2 2.16GHz，1G 内存的 PC 机上用 MATLAB 实现，用于测试的鳞翅目图像数据库共有从 10 类昆虫标本采集得到的 576 张样本图像，每类昆虫的图像样本数最少的有 47 张，最多的有 69 张。这 10 类昆虫为白黑华苔蛾 *Agylla ramelana*、朝尺蛾 *Pseudopanthrea coreraria*、淡眉夜蛾 *Pangrapta umbrosa*、稻暗水螟 *Bradina admixtalis* Walker、点眉夜蛾 *Pangrapta vasava*、冬麦沁夜蛾 *Rhyacia auguridis*、黑缘岩尺蛾 *Scopula virgulata*、黄斑眉夜蛾 *Pangrapta flavonacula*、黄边土苔娥 *Eilema usuguronis* 和灰双纹螟 *Herculia glaucinalis*。这些样本在实验中被分为训练集和测试集，训练集从每类样本中随机抽取（本文分别对 30 个和 40 个训练样本进行了测试），余下的样本作为测试集。当 BPNN 最大迭代次数设置为 500 时，用测试集测试所得到的识别率如表 1 所示，BP 神经网络的性能除了跟训练函数的算法有关，还跟隐层的节点数，输入-隐层及隐层-输出的传递函数相关，因此表 1 给出了不同隐层节点数和不同传递函数下的识别结果以作比较。表 1 的每个数据单元中有两个数据，其中左边数据为每类训练样本数为 30 个的识别率，右边数据为每类训练样本数为 40 个的识别率，我们可以通过比较发现训练样本数从 30 增加到 40 后，多数情况下识别性能明显提高，另外需要说明的是，因为 BPNN 训练过程有随机性，每次测试结果会有较小波动，表中的识别率是出现频率较高的测试结果，并非最佳结果。从表 1 可知，当输入-隐层传递函数为线性函数 purelin 时，隐层节点数对 BP 网络性能没有明显关系，而且当隐层-输出非线性函数时，识别率很低，因此不适合用于本文的昆虫识别。当输入-隐层为 logsig 函数时，改变隐层节点数对识别性能有明显的影响，增加隐层节点数可以提高识别正确率，但当隐层节点数从 20 增加到 30 时，性能提高已不太明显，但隐层节点数的增加会使 BP 网络的计算复杂度提高，时间性能下降。从表中数据比较可知，当输入-隐层为双曲正切 S 型函数 tansig，隐层-输出为 logsig，且隐层节点数为 20 时，对不同训练样本数下的识别性能最为理想。

表 1　不同参数设置下 SCG BPNN 的识别正确率（%）

Table 1　The recognition rates (%) of SCG BPNN under different parameters

传递函数 Transfer function		隐层节点数 Number of hidden nodes					
输入-隐层 Input layer to hidden layer	隐层-输出 Hidden layer to output layer	10		20		30	
tansig	purelin	76.09	90.34	93.12	97.16	92.75	97.16
	logsig	96.74	95.45	98.55	99.43	98.19	100
	tansig	94.57	90.34	94.20	97.73	98.19	99.43
logsig	purelin	90.58	40.34	94.93	97.73	93.12	97.73
	logsig	96.38	99.43	98.19	99.43	98.19	99.43
	tansig	90.58	93.75	95.29	98.30	98.55	98.30
purelin	purelin	94.93	99.43	94.20	98.30	94.57	97.16
	logsig	33.70	16.48	29.71	47.16	24.64	40.34
	tansig	9.42	14.77	94.93	13.63	62.32	90.34

表 2 给出了本文算法除交互去除背景外各阶段所消耗的时间，从表 2 可知，昆虫图像预处理（不包括背景去除）时间约用了 62 ms，SLIC 超像素分割用了约 515 ms；稀疏编码分为训练和编码两个阶段，训练时间稍长，当优化码本和编码的交替迭代次数设为 50 次时，约用时 5 s，而编码仅用时 32 ms；BPNN 也分为训练和分类两个阶段，训练阶段用时与隐层节点数、传递函数类型、最大训练次数及收敛的快慢有关，当最大训练次数为 500 时，训练时间约 5 ~ 35 s；BPNN 分类单个样本的时间小于 1 ms，相对于其他步骤可忽略不计。实际使用时，稀疏编码训练生成码本和 BPNN 训练生成网络只需

3　结论与讨论

本文提出了一种基于超像素分割、稀疏编码和 SCG BP 神经网络的鳞翅目昆虫图像自动识别方法，该方法在包括 10 类昆虫共 576 幅图像的数据库中进行了测试，最高的识别正确率在 99% 以上，同时具有较理想的时间性能，这个结果证明了本文提出的方法在鳞翅目昆虫图像识别上非常有效，具有一定的推广价值。

本文方法的背景去除过程需要有少量的手动操作，虽然交互量不大，但相对于自动分割仍比较低效，今后我们将尝试对昆虫的前背景自动分割进行研究，以期昆虫图像识别的整个流程都能由程序自动完成，进一步提高自动化程度。其次，在分割昆虫的双翅时，程序还是对昆虫标本的位置和姿态有一定的依赖，当昆虫的位置有较大的旋转时，分离双翅的算法就很难奏效，所以，今后的另一个研究方向是在昆虫标本位置有旋转时仍能比较满意地分离出双翅图像。

参考文献（References）

Achanta B, Shaji A, Smith K, Lucchi A, Fua P, Sussnk S, 2010. SLIC superpixels. *EPFL Technical Report*, 149300: 1－15.

Elad M, Aharon M, 2006. Image denoising via sparse and redundant representations over learned dictionaries. *IEEE Transactions on Image Processing*, 15(12): 3736－3745

Hopkins GW, Freckleton RP, 2002. Declines in the numbers of amateur and professional taxonomists: implications for conservation. *Anim. Conserv.*, 5(3): 245－249.

Lang R, 2007. Neural networks in brief. In: MacLeod N ed. Automated Taxon Identification in Systematics, Theory Approaches and Applications. CRC Press, Boca Raton. 47－68.

Li Y, Sun J, Tang CK, Shum HY, 2004. Lazy Snapping. *ACM Transactions on Graphics* (*TOG*), 23(3): 303－308.

Mairal J, Bach F, Ponce J, Sapiro G, Zisserman A, 2008a. Discriminative learned dictionaries for local image analysis. In: 2008 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Anchorage, AK. 1－8

Mairal J, Elad M, Sapiro G, 2008b. Sparse representation for color image restoration. *IEEE Transactions on Image Processing*, 17(1): 53－69.

Møller FM, 1993. Scaled conjugate-gradient algorithm for fast supervised learning. *Neural Netw.*, 6(4): 525－533.

Pan PL, Shen ZR, Gao LW, Yang HZ, 2008. Development of the technology for auto-extracting venation of insects. *Entomotaxonomia*, 30(1): 72－80.［潘鹏亮，沈佐锐，高灵旺，杨红珍，2008. 昆虫翅脉特征自动获取技术的初步研究. 昆虫分类学报，30(1): 72－80］

Rumelhart DE, Hinton GE, Williams RJ, 1986a. Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, 323(6088): 533－536.

Rumelhart DE, Hinton GE, Williams RJ, 1986b. Learning internal representations by error propagation. In: Rumelhart DE, McClelland JL eds. Parallel Distributed Processing: Exploration in the Microstructure of Cognition. MIT Press, Cambridge, MA. 318－362.

Weeks P, 1996. Daisy takes wing to sort out the bugs of the world. *The Times*. July 17.

Yang HZ, Zhang JW, Li XT, Shen ZR, 2008. Remote automatic identification system based on insect image. *Transactions of the CSAE*, 24(1): 188－192.［杨红珍，张建伟，李湘涛，沈佐锐，2008. 基于图像的昆虫远程自动识别系统的研究. 农业工程学报，24(1): 188－192］

Yang JC, Wright J, Huang T, Ma Y, 2008. Image super-resolution as sparse representation of raw image patches. In: 2008 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Anchorage, AK. 1－8.

Yang JC, Yu K, Gong YH, Huang T, 2009. Linear spatial pyramid matching using sparse coding for image classification. In: 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Miami, USA. 1794－1801.

Zhang L, Zhu PF, Hu QH, Zhang D, 2011. A Linear Subspace Learning Approach via Sparse Coding. ICCV2011, Barcelona. 755－761.

（责任编辑：袁德成）